Journal of Water and Soil
Vol. 34, No. 4, Sept-Oct 2020, p. 827-845

نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)
جلد ۳۴، شماره ۴، مهر – آبان ۱۳۹۹، ص. ۸۴۵-۸۲۷

مقاله علمی-پژوهشی

کاربرد سه مدل هوشمند در برآورد بار معلق حوضه‌های آبخیز (مطالعه موردی: حوضه آبخیز دره‌رود، استان اردبیل)

یاسمن عطایی[۱]- محمد رضا نیک‌پور[۲]*- امین کانونی[۳]- یاسر حسینی[٤]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۲/۰۸
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۵/۲۱

چکیده

تخمین بار معلق در طیف وسیعی از مسائل از قبیل طراحی مخازن سدها، برآورد میزان فرسایش و رسوب‌گذاری اطراف پایه‌های پل و مدیریت حوضه‌های آبخیز به‌کار گرفته می‌شود. در این پژوهش به‌منظور تخمین بار معلق حوضه دره‌رود، مقادیر دبی و بار معلق در ۱۶ ایستگاه هیدرومتری طی دوره مشترک آماری ۱۵ ساله (۹۴-۱۳۸۰) جمع‌آوری گردید. پنج الگوی مختلف بر اساس میزان تأثیرگذاری متغیرهای دبی و خصوصیات فیزیوگرافی زیرحوضه‌ها شامل مساحت، شیب، ضریب شکل و شماره منحنی بر بار معلق حوضه تعریف شد. ضمناً با در نظر گرفتن پارامترهای مساحت و شیب، زیرحوضه‌ها به دو گروه اول و دوم تقسیم‌بندی شدند. عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، سامانه استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در پیش‌بینی بار معلق مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد تخمین بار معلق با به‌کارگیری الگوی ترکیبی شامل کلیه خصوصیات فیزیوگرافی و دبی با بیشترین دقت همراه بود. در بین مدل‌های هوشمند بهترین عملکرد متعلق به مدل GEP بود. در گروه اول، این مدل بیشترین ضریب تعیین (R^2=۰/۶۸)، کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE=۷/۶۹ ton/day) و بیشترین ضریب نش-ساتکلیف (NS=۰/۵۵) را در مقایسه با سایر مدل‌ها به خود اختصاص داد. در خصوص گروه دوم نیز مدل GEP با دارا بودن مقادیر R^2، RMSE و NS به‌ترتیب برابر با ۰/۷۲، ۹۷۵/۲۶ و ۰/۴۳ برتری محسوسی داشت. با استفاده از مدل GEP برای گروه‌های اول و دوم مدل‌های منطقه‌ای رسوب استخراج شد. طبق نتایج، طی سال‌های ۹۴-۱۳۸۰ سالانه به‌طور میانگین ۶/۳۳ میلیون تن رسوبات معلق توسط شبکه آبراهه‌ها در کل حوضه دره‌رود جابه‌جا شده و به‌طور متوسط سهم هر کیلومتر مربع حوضه، حدود ۱۰۰۰ تن بوده است.

واژه‌های کلیدی: بار معلق، حوضه دره‌رود، خصوصیات فیزیوگرافی، دبی ویژه رسوب، مدل‌های هوشمند

مقدمه

در رودخانه‌ها همواره فرسایش و انتقال رسوب انجام می‌گیرد. از این‌رو بررسی ظرفیت حمل رسوب جریان و سازوکار انتقال رسوب در هیدرولیک رودخانه‌ها و ریخت‌شناسی آن از اهمیت قابل توجهی برخوردار است. انتقال ذرات رسوبی (بار کل) در مجاری روباز به دو شکل بار بستر و بار معلق صورت می‌گیرد. بار بستر بخشی از بار کل خروجی حوضه آبخیز بوده که در تماس با بستر حرکت می‌کند و بار معلق بخشی از بار کل بوده که به‌علت آشفتگی جریان به‌صورت غوطه‌ور همراه با جریان آب حرکت می‌کند (۱۵). امروزه پدیده انتقال رسوب به‌عنوان یکی از بزرگ‌ترین مشکلات بهره‌برداری از منابع آب های سطحی مطرح می‌گردد، به‌طوری‌که باعث کاهش ظرفیت آبگذری آبراهه‌ها و تاسیسات انتقال آب و هم‌چنین تغییر کیفیت آب به لحاظ مصارف شرب و کشاورزی می‌شود (۶). به دلیل تأثیر پارامترهای مختلف بر انتقال رسوبات در رودخانه‌ها، روابط تجربی متعددی در خصوص پیش‌بینی بار معلق توسط متخصصان ارائه شده اما در بسیاری از موارد، نتایج حاصل از روابط تجربی با مقادیر واقعی مطابقت نداشته و لذا هیچ‌کدام مورد مقبولیت جهانی قرار نگرفته است (۵). امروزه استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی به‌عنوان راه‌کاری جدید برای تحلیل و درک رفتار غیر خطی مسائل متنوع مهندسی، ازجمله پدیده‌های هیدرولیکی و هیدرولوژیکی گسترش یافته است. در زمینه تخمین بار معلق با استفاده از مدل‌های هوشمند پژوهش‌های فراوانی صورت گرفته است که به چند مورد از آن‌ها طی سال‌های اخیر اشاره می‌شود. شیخعلی‌پور و همکاران (۲۴) از مدل‌های شبکه

۱، ۲ و ۳- به‌ترتیب دانش آموخته کارشناسی ارشد و استادیاران، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی
(*- نویسنده مسئول: Email: m_nikpour@uma.ac.ir)
۴- دانشیار دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی مغان، دانشگاه محقق اردبیلی
DOI: 10.22067/jsw.v34i4.86251

عصبی مصنوعی[1] (ANN)، سامانه استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی[2] (ANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن[3] (GEP) جهت برآورد بار معلق رودخانه سیستان استفاده کردند. ارزیابی دقت مدل‌ها با توجه به شاخص‌های آماری خطا نشان داد که هر سه روش نتایج مناسبی در برآورد بار رسوبی ارائه می‌دهد و مقایسه عملکرد مدل‌ها حاکی از برتری نسبی مدل GEP نسبت به سایر مدل‌ها بود. قربانی و دهقانی (۱۱) کارایی مدل‌های ANN و شبکه عصبی بیزین[4] (BNN) را برای تخمین رسوبات معلق رودخانه‌ها مورد ارزیابی قرار دادند. ایشان از داده‌های رودخانه سیمینه‌رود واقع در آذربایجان غربی طی دوره آماری (۸۳-۱۳۵۴) استفاده کردند. نتایج تحقیق آن‌ها حاکی از توانایی بالای مدل BNN در تخمین بار معلق و همچنین مقادیر کمینه و بیشینه رسوب بود. نیک‌پور و ثانی‌خانی (۱۹) برای پیش‌بینی رسوبات ایستگاه هیدرومتری مشیران بر روی رودخانه دره‌رود از مدل‌های GEP، ANFIS و SVM استفاده کردند. نتایج پژوهش آن‌ها بیانگر عملکرد قابل قبول مدل‌ها و برتری مدل SVR در مرحله صحت‌سنجی بود. ابوالفتحی و همکاران (۱) میزان رسوب رودخانه گلرود واقع در استان لرستان را با استفاده از انواع مدل‌های ANN شامل تابع پایه شعاعی[5] (RBF) و پرسپترون چند لایه[6] (MLP) و همچنین رگرسیون خطی چند متغیره مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها علاوه بر مقادیر دبی جریان از ویژگی‌های مورفولوژیکی حوضه شامل مساحت، طول، محیط و شیب رودخانه نیز برای مدل‌سازی استفاده کردند. در تحقیق مذکور مدل MLP از تطابق بهتری با مقادیر مشاهداتی برخوردار بود. اسدی و فتحزاده (۳) توسط شش مدل هوشمند شامل K[7] نزدیک‌ترین همسایه، مدل درختی M5، فرآیند گوسی[8] (GP)، ماشین‌بردار پشتیبان[9] (SVM)، ماشین بردار پشتیبان تکاملی[10] (ESVM) و شبکه عصبی پس‌انتشار خطا (NNBP) مقادیر بار معلق هشت ایستگاه هیدرومتری واقع در استان گیلان را برآورد نمودند. ارزیابی دقت مدل-ها با توجه به شاخص‌های آماری خطا نشان داد که مدل فرآیند گوسی در مقایسه با سایر مدل‌ها از کارآیی بهتری برخوردار بود. دولت کردستانی و همکاران (۷) برای پیش‌بینی بار معلق روزانه ایستگاه گرو

1- Artificial Neural Network (ANN)
2- Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System (ANFIS)
3- Gene Expression Programming (GEP)
4- Bayesian Neural Network (BNN)
5- Radial Basis Function (RBF)
6- Multi-Layer Perceptron (MLP)
7- K Nearest Neighbor
8- Gaussian Process
9- Support Vector Machine (SVM)
10- Evolutionary support vector machine

واقع در استان هرمزگان از مدل‌های ANN و ANFIS استفاده کردند. در تحقیق آن‌ها با در نظر گرفتن تأخیرهای دبی و رسوب، سه الگوی ورودی مختلف تعریف گردید. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که مدل ANFIS به‌ازای هر سه الگو از عملکرد بهتری در برآورد بار معلق روزانه برخوردار بود. محمدی (۱۷) در مطالعه‌ای با هدف ارائه مدل بهینه برای برآورد میزان بارمعلق رودخانه هلیل‌رود براساس دبی جریان به مقایسه مدل‌های منحنی سنجه رسوب، ANN و ANFIS پرداختند. نتیجه کلی حاصل از تحقیق مذکور، مدل ANFIS را به عنوان بهترین روش برای شبیه‌سازی میزان رسوب معلق معرفی نمود. صمدزاده و همکاران (۲۱) برای ایستگاه‌های هیدرومتری واقع در حوضه دره‌رود، روابط همبستگی نمایی بین دبی و بار معلق به‌ازای دوره آماری (۸۶-۱۳۵۶) استخراج کردند و با استفاده از روابط مذکور برای هر ایستگاه، بار معلق روزانه محاسبه نمودند. کیسی و شیری (۱۶) کارایی سه مدل هوشمند شامل ANN، ANFIS و GEP را در تخمین غلظت روزانه بار معلق رودخانه‌ای واقع در ایالت کالیفرنیا مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها برای مدل‌سازی از مقادیر بارش و دبی روزانه نیز استفاده کردند. نتیجه تحقیق آن‌ها حاکی از عملکرد بهتر مدل GEP در مقایسه با دوم دل دیگر بود. ایلماز و همکاران (۲۶) برای برآورد بارمعلق رودخانه‌ای واقع در ترکیه از مدل‌های MARS[11] و کلونی زنبور عسل[12] استفاده کردند. آن‌ها با به‌کارگیری داده‌های دو ایستگاه هیدرومتری واقع در یک حوضه آبخیز، الگوهای مختلف را برای آموزش مدل‌ها تعریف کردند و در نهایت مدل MARS به‌عنوان دقیق‌ترین روش شناخته شد. سامانتارای و قوس (۲۳) از سه نوع مدل ANN شامل پس انتشار پیشخور (FFBP)، پس انتشار آبشاری (CFBP) و شبکه‌های عصبی متناسب (NNF) برای پیش‌بینی بار معلق حوضه آبخیزی واقع در هندوستان استفاده کردند. مقایسه نتایج نشان داد که مدل NNF با دارا بودن بیش‌ترین ضریب R^2 و کم‌ترین RMSE از بهترین عملکرد برخوردار بود. حسن‌پور و همکاران (۱۲) برای تخمین بار معلق رودخانه سیستان از مدل‌های منحنی سنجه رسوب، ANN، SVM و FCM-SVM[13] استفاده کردند. با در نظر گرفتن شاخص‌های آماری مختلف، برتری مدل هیبرید FCM-SVM نسبت به سایر مدل‌ها نمایان بود. صالح و همکاران (۲۰) با به کارگیری مدل‌های M5Rule، M5P و KStar اقدام به شبیه‌سازی بار معلق رودخانه‌ای واقع در ایالات متحده نمودند. برای این منظور براساس مقادیر دبی جریان و بار معلق الگوهای مختلف تعریف گردید. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که هر سه مدل از دقت قابل قبول برای

11- Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)
12- Bee colony
13- Fuzzy C-mean clustering-SVM (FCM-SVM)

پیش‌بینی بار معلق برخوردار هستند. ضمناً مدل M5P دارای برتری جزئی بود. عدنان و همکاران (۲) برای پیش‌بینی بار معلق رودخانه جیالینگ واقع در کشور چین از مدل‌های DENFIS و ANFIS-FCW استفاده کردند. برای این منظور از داده‌های دو ایستگاه هیدرومتری در حوضه آبریز مذکور استفاده شد. نتایج حاکی از آن بود که مدل DENFIS می‌تواند با دقت بالایی برای براورد بار معلق هر دو ایستگاه به‌کار گرفته شود.

حوضه آبخیز دره‌رود یکی از مهم‌ترین حوضه‌های استان اردبیل بوده و رودخانه‌های این حوضه تأمین کننده آب شرب اغلب شهرهای استان (اردبیل، نمین، نیر، سرعین و مشگین‌شهر) می‌باشد. علاوه بر این، دو سد مخزنی بزرگ (سبلان و یامچی) در حال بهره‌برداری و چند سد مخزنی در حال ساخت در سطح حوضه وجود دارد. نظر به موقعیت استراتژیک حوضه‌ی مذکور و اهمیت مدیریت صحیح بهره برداری از آن، مدل‌سازی و پیش‌بینی میزان رسوبات معلق در این حوضه می‌تواند در راستای مدیریت منابع آب استان اردبیل نقش به سزایی را ایفا کند. بنابراین هدف این مطالعه، ارزیابی کارایی مدل‌های هوشمند شامل ANN، ANFIS و GEP در تخمین بار معلق کل حوضه دره‌رود با به‌کارگیری خصوصیات فیزیوگرافی و دبی رودخانه‌ها، مورد ارزیابی قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

استان اردبیل دارای حوضه‌های آبخیز دره‌رود، بال‌هارود، قزل‌اوزن و ارس می‌باشد. حوضه آبخیز دره‌رود با مساحتی بالغ بر ۱۴۳۱۰ کیلومتر مربع، بزرگ‌ترین حوضه استان بوده که ۷۶ رودخانه دایمی و فصلی به طول ۲۰۶۷ کیلومتر در آن جریان دارد. ۶۸ درصد وسعت حوضه دره‌رود در استان اردبیل و ۳۲ درصد آن در استان آذربایجان شرقی است. مهم‌ترین رودخانه‌های این حوضه عبارتند از: ارس، دره رود، بالخلی‌چای، قوری‌چای و قره‌سو. در پژوهش حاضر، به‌منظور تخمین بار معلق کل حوضه دره‌رود از مقادیر اندازه‌گیری شده دبی و بار معلق در ۱۶ ایستگاه هیدرومتری واقع در سطح حوضه مذکور استفاده شد. داده‌های دبی و بار معلق از شرکت آب منطقه‌ای استان اردبیل اخذ شد. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های هیدرومتری واقع در حوضه دره‌رود و شکل ۲ نقشه آبراهه‌های این حوضه را نشان می‌دهد.

داده‌های مورد استفاده

اندازه‌گیری بار معلق در ایستگاه‌های هیدرومتری منطقه مورد مطالعه بر اساس مقیاس زمانی مشخصی صورت نگرفته بود. اما مقادیر دبی جریان به‌صورت روزانه ثبت شده بود. در این پژوهش، دوره آماری ثبت شده طی ۱۵ سال اخیر (۹۴–۱۳۸۰) به‌عنوان دوره مشترک آماری انتخاب گردید. بنابراین پس از حذف داده‌هایی که خارج از بازه زمانی مشترک بودند، مجموع تعداد مقادیر مشاهداتی بار معلق به‌ازای کل ایستگاه‌ها برابر با ۲۱۲۱ داده بود. لازم به ذکر است که اندازه‌گیری بار معلق توسط نمونه‌بردار دستی DH-48 انجام گرفته بود (شکل ۳). در جدول ۱ خصوصیات فیزیوگرافی زیرحوضه‌های بالادست ایستگاه‌های هیدرومتری حوضه دره‌رود شامل مساحت (A)، ضریب شکل (S_f)، ارتفاع متوسط از سطح دریا (E)، زمان تمرکز (T_c)، شیب آبراهه اصلی (S) و شماره منحنی (CN) گزارش شده است. برای تهیه نقشه کاربری اراضی ابتدا با توجه به دانش موجود درباره پوشش اراضی منطقه و روش تفسیر چشمی تصاویر Google Earth، هفت طبقه کاربری اراضی شامل مرتع خوب، مرتع متوسط و ضعیف، اراضی فاقد پوشش گیاهی، منطقه مسکونی، زراعت دیم، زراعت آبی و باغ در منطقه مورد مطالعه تعیین گردید. در مرحله بعد، در محیط نرم‌افزار ArcGIS نقشه گروه هیدرولوژیکی و نقشه کاربری اراضی با هم تلفیق شد. سپس با استفاده از رابطه ۱ نقشه شماره منحنی حوضه با توجه به جدول استاندارد SCS به‌دست آمد.

$$\overline{CN} = \sum \left(\frac{A_i}{100} \times CN_i\right) \quad (۱)$$

در رابطه ۱، $\overline{CN}$ میانگین هندسی CN در سطح حوضه و A_i درصد مساحتی از حوضه است که شماره منحنی آن CN_i باشد. برای محاسبه زمان تمرکز حوضه در محیط نرم‌افزار WMS ابتدا زمان تأخیر توسط رابطه سازمان حفاظت خاک آمریکا (SCS) محاسبه شد (رابطه ۲).

$$T_{lag} = \frac{L^{0.8}(S+1)^{0.7}}{1900y^{0.3}} \quad (۲)$$

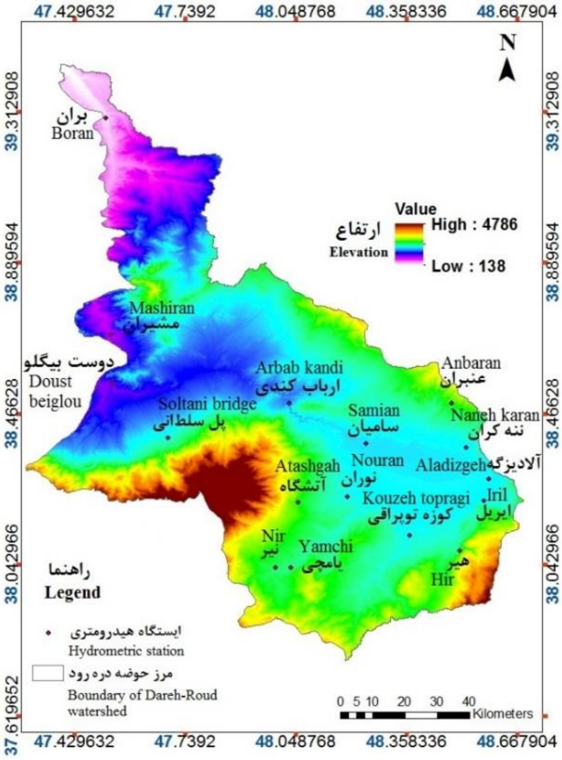
در رابطه ۲، T_{lag} زمان تأخیر حوضه (ساعت)، L طول رودخانه اصلی (فوت) y شیب متوسط حوضه (٪) و S نمایه نگه‌داشت رطوبت توسط خاک در داخل حوضه (اینچ) است که مقدار آن برابر است با:

$$S = \frac{25400}{CN} - 254 \quad (۳)$$

پس از محاسبه زمان تأخیر، زمان تمرکز حوضه (T_c) توسط معادله (۴) به‌دست آمد:

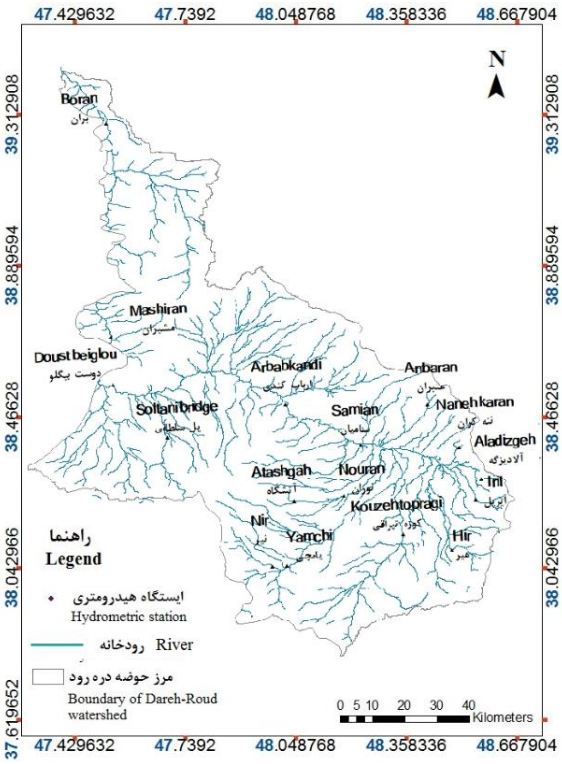
$$T_c = 1.67 \times T_{lag} \quad (۴)$$

به‌منظور تسهیل مدل‌سازی بار معلق حوضه دره‌رود و رسیدن به نتایج بهتر، ایستگاه‌های هیدرومتری این حوضه به دو گروه تقسیم بندی شدند. برای تقسیم‌بندی ایستگاه‌ها دو پارامتر مساحت تحت پوشش و شیب زیرحوضه‌های بالادست ایستگاه‌های هیدرومتری مد نظر قرار گرفت. به‌طوری‌که زیرحوضه‌های کوچک با شیب زیاد (بیشتر از ۱٪) که متعلق به سرشاخه‌های حوضه دره‌رود است، در گروه اول و زیرحوضه‌های متوسط و بزرگ با شیب کم (کوچک‌تر مساوی ۱٪) در گروه دوم قرار گرفتند. طبقه‌بندی مربوط به گروه‌های اول و دوم در جدول ۱ ارائه شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های هیدرومتری در حوضه آبخیز دره‌رود

Figure 1- Geographical location of hydrometric stations in the Dareh-Roud watershed



شکل ۲- نقشه آبراهه‌های حوضه آبخیز دره‌رود

Figure 2- Map of rivers in the Dareh-Roud watershed



شکل ۳- نمونه‌بردار دستی DH-48 برای اندازه‌گیری بار معلق
Figure 3- Manual sampling DH-48 for measuring the suspended load

تعداد داده‌های دبی و بار معلق مورد استفاده برای گروه‌های اول و دوم به‌ترتیب برابر با ۸۷۰ و ۱۲۵۱ بود. در پژوهش حاضر، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش[1] و ۲۰ درصد برای آزمون[2] مدل‌های هوشمند به کار گرفته شد. لازم به ذکر است که انتخاب داده‌ها برای مراحل آموزش و آزمون به‌صورت تصادفی انجام گرفت. در جدول ۲ پارامترهای آماری مربوط به داده‌های آموزش و آزمون مقادیر دبی و بار معلق در گروه‌های اول و دوم گزارش شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) یکی از مدل‌های محاسباتی نرم[3] بوده که با هدف یادگیری و دستیابی به دانش نهفته در داده‌ها، به‌طور گسترده توسط متخصصان حوزه‌های مختلف علوم مهندسی به‌کار گرفته می‌شود. این شبکه‌ها قادر هستند با انتخاب مناسب لایه ها و پردازشگرهایی به نام نرون، نگاشت غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها ارائه دهند (۲۵). ساختار معمول مدل ANN شامل سه لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد. لایه ورودی وظیفه توزیع داده‌ها در شبکه را به عهده دارد. در لایه پنهان، داده‌ها پردازش شده و در حین آموزش شبکه با استفاده از اطلاعات حاصل از داده‌ها، وزن‌های شبکه تعیین می‌شوند. لایه خروجی نیز نتایج را به‌ازای ترکیب ورودی‌ها، استخراج می‌کند (۲۲). در پژوهش حاضر برای تشکیل مدل ANN، ساختار پرسپترون چند لایه (MLP) با یک لایه پنهان در نظر گرفته شد. هم‌چنین برای آموزش شبکه، الگوریتم لونبرگ- مارکواردت[4] به کار گرفته شد. به‌منظور آموزش بهتر و سریع‌تر مدل، داده‌ها نرمال سازی شدند. در پژوهش حاضر برای نرمال‌سازی داده‌ها از رابطه ۵ استفاده شد (۲۷). در این رابطه، X_n مقدار نرمال شده ورودی X_i، X_{max} و X_{min} به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده‌ها می‌باشد.

$$X_n = 0.1 + 0.8\frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (۵)$$

سامانه استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS)

ژانگ (۱۳) برای اولین بار با به‌کارگیری ویژگی‌های منطق فازی و مدل ANN، سامانه استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS) را ارائه داد. در این سامانه، از منطق فازی با هدف بهبود آموزش شبکه های عصبی و افزایش قدرت تصمیم‌گیری در شرایط عدم قطعیت استفاده می‌شود. مطابق شکل ۴، شش لایه مختلف برای مدل ANFIS قابل شناسایی است (۱۳):

لایه اول (ورودی): شامل متغیرهای ورودی X1 و X2 می‌باشد.

$$Output_{(1),X1} = X1; \quad Output_{(1),X2} = X2 \quad (۶)$$

لایه دوم (فازی سازی): در این لایه، درجه عضویت (μ) برای هر یک از ورودی‌ها بر اساس نوع تابع عضویت در نظر گرفته می‌شود.

$$Output_{(2),i} = \mu_{Ai}(X1), i = 1,2; \quad Output_{(2),i} = \mu_{Bi}(X2), i = 1,2 \quad (۷)$$

1- Train
2- Test
3- Soft computing
4- Levenberg- Marquardt

جدول ۱- خصوصیات فیزیوگرافی زیرحوضه‌های بالادست ایستگاه‌های هیدرومتری حوضه دره‌رود

Table 1- The physiographic characteristics upstream sub-basins of hydrometric stations in the Dareh-Roud watershed

نام گروه Group name	ردیف Row No.	نام رودخانه River name	نام ایستگاه Station name	مساحت Area (km^2)	شیب Slope (%)	ضریب شکل Shape factor	ارتفاع Elevation (m)	زمان تمرکز Concentration time (hr)	شماره منحنی Curve number
گروه اول The first group	1	نرگس‌چای Narges-Chay	ننه کران Naneh karan	7.373	1.717	0.206	1402	1.588	65.261
	2	نوران‌چای Nouran-Chay	آتشگاه Atashgah	24.975	7.212	0.295	2416	6.284	75.529
	3	قره‌سو Qarah-Su	آلادیزگه Aladizgeh	25.888	2.37	0.353	1412	4.668	73.114
	4	عنبران Anbaran	عنبران Anbaran	38.112	5.314	0.369	1898	1.39	71.306
	5	سقزچی‌چای Saqqezchi-Chay	ایریل Iril	82.319	2.98	0.579	1558	6.084	70.342
	6	هیرچای Hir-Chay	هیر Hir	131.262	2.641	0.429	2227	2.69	68.828
	7	نوران‌چای Nuran-Chay	نوران Nouran	131.858	5.071	0.237	1935	2.87	76.544
	8	خیاوچای Khiav-Chay	پل سلطانی Soltani bridge	140.029	6.542	0.267	2634	15.8	77.192
	9	نیرچای Nir-Chay	نیر Nir	163.933	5.833	0.201	2479	3.45	74.188
	10	بالخلی‌چای Baliqlu-Chay	یامچی Yamchi	563.876	5.113	0.588	2117	3.972	73.000
گروه دوم The second group	1	قوری‌چای Quri-Chay	کوزه تپراقی Kouzeh topragi	804.402	1.031	0.46	1749	11.330	73.144
	2	قره‌سو Qarah-Su	سامیان Samian	4066.829	0.984	0.897	1787	31.114	73.909
	3	قره‌سو Qarah-Su	ارباب‌کندی Arbab kandi	4742. 834	0.627	0.725	1735	22.704	74.179
	4	قره‌سو Qarah-Su	دوست بیگلو Doust beiglou	7461.181	0.473	0.57	1685	24.935	73.779
	5	دره‌رود Dareh-Roud	مشیران Mashiran	9600.024	0.393	0.626	1676	27.716	73.875
	6	دره‌رود Dareh-Roud	بران Boran	12206.744	0.385	0.384	1498	35.337	74.006

لایه سوم (قوانین): در گره‌های این لایه، سیگنال‌های ورودی در هم ضرب شده و حاصل آن که بیانگر قوه اشتعال[1] هر قانون فازی می‌باشد، به لایه بعد انتقال داده می‌شود. در رابطه ۴، W_n قوه اشتعال قانون n ام می‌باشد.

$$W_n = \mu_{Ai}(X1) \times \mu_{Bi}(X2), i = 1,2 \quad (۸)$$

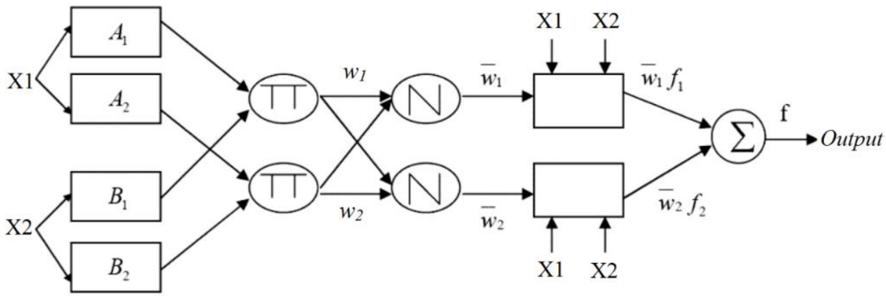
لایه چهارم (نرمال‌سازی): این لایه پس از دریافت هر یک از قوانین لایه سوم، مقادیر نرمال شده قوانین را توسط رابطه ۹ محاسبه می‌کند.

1- Firing strength

جدول ۲- پارامترهای آماری داده‌های آموزش و آزمون دبی و بار معلق برای گروه‌های اول و دوم

Table 2- Statistical parameters of train and test data for discharge and suspended load for the first and second groups

نام گروه **Group name**	تقسیم‌بندی داده‌ها **Data dividing**	نوع داده **Data type**	میانگین **Average**	بیشینه **Maximum**	کمینه **Minimum**	انحراف معیار **SD**	چولگی **Skewness**
گروه اول The first group	داده‌های آموزش Training data	دبی Discharge (m^3/s)	0.807	17.100	0.001	1.353	5.019
		بار معلق Suspended load (ton/day)	15.844	8550.903	0.001	196.225	27.059
	داده‌های آزمون Test data	دبی Discharge (m^3/s)	0.505	4.450	0.001	0.685	2.532
		بار معلق Suspended load (ton/day)	3.980	123.970	0.001	11.533	6.939
گروه دوم The second group	داده‌های آموزش Training data	دبی Discharge (m^3/s)	4.158	63.700	0.001	6.369	3.659
		بار معلق Suspended load (ton/day)	759.099	94957.912	0.003	4816.085	14.162
	داده‌های آزمون Test data	دبی Discharge (m^3/s)	5.662	38.700	0.327	6.196	3.225
		بار معلق Suspended load (ton/day)	503.027	8073.097	0.306	1295.111	3.924



شکل ٤- ساختار مدل ANFIS (۱۳)

Figure 4- Structure of the ANFIS model (13)

طبق این رابطه، نسبت قوه اشتعال i امین قانون به مجموع قوه های اشتعال همه قوانین محاسبه می‌شود.

$$Output_{(4),i} = \overline{W}_i = \frac{W_i}{W_1+W_2}, i = 1,2 \quad (۹)$$

لایه پنجم (غیرفازی سازی[1]): در این لایه میزان مشارکت (وزن) i امین قانون فازی، با حاصل‌ضرب قوه اشتعال[2] نرمال شده (خروجی لایه چهارم) و تابع برآیند ($p_i+q_i+r_i$) محاسبه می‌شود.

$$Output_{(5),i} = \overline{W}_i \times f_i = \overline{W}_i(p_i + q_i + r_i) \quad (۱۰)$$

1- Defuzzification

2- Firing strength

لایه ششم (جمع‌بندی): در این لایه با جمع مقادیر غیرفازی شده، خروجی مدل ANFIS تولید می‌شود.

$$Output_{(6),i} = \sum(\overline{W}_i \times f_i) \quad (11)$$

روش‌های تقسیم‌بندی (افراز) شبکه[1] و خوشه‌بندی تفریقی[2] دو روش معمول برای طبقه‌بندی داده‌ها در مدل ANFIS می‌باشد. افراز شبکه، فن دسته‌بندی است که در آن هر داده با درجه‌ای مشخص، به یک دسته تعلق می‌گیرد. این درجه با درجه عضویت مشخص می‌شود (۲۲). تعداد قوانین فازی با افزایش متغیرهای ورودی به صورت توانی افزایش می‌یابد و به‌نظر می‌رسد که کاربرد روش افراز شبکه به ازای تعداد بسیار زیاد قوانین فازی با مشکل مواجه می‌شود (۱۸). برای به کارگیری این مدل توصیه شده است که تعداد متغیرهای ورودی کمتر از ۶ باشد (۱۴). با توجه به این‌که در تحقیق حاضر تعداد متغیرهای ورودی، حداکثر برابر ۵ انتخاب شده، بنابراین استفاده از این روش جهت پیش‌بینی میزان بار معلق قابل قبول است.

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

مدل GEP ترکیب و تعمیم یافته الگوریتم ژنتیک (GA) و برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) است که بر مبنای نظریه تکاملی داروین[3] بنا نهاده شده است و اولین بار توسط فریرا در سال ۱۹۹۹ ارائه شد (۸). در این مدل، کروموزوم‌های خطی با طول ثابت و قابل بیان به شکل ساختارهای درختی هستند. ساختار خطی کروموزوم‌ها موجب می‌شود استفاده از عملگرهای ژنتیکی نظیر تکثیر، جهش و ترکیب همیشه ساختارهای درختی صحیح و معتبری تولید کند، به‌طوری‌که تنها ژنوم اصلاح شده به نسل بعد منتقل می‌شود (۹). لازم به ذکر است که ساختارهای درختی از توابع ریاضی و مثلثاتی، عملگرهای ریاضی و ترمینال‌ها (متغیرهای مسأله و اعداد ثابت) تشکیل می‌شود. طی فرآیند شبیه‌سازی در مدل GEP مراحل ذیل دنبال می‌شود: گام اول، تولید جمعیت اولیه از راه حل‌ها است که به کمک متغیرهای مسأله، توابع و ترمینال‌ها صورت می‌گیرد (تولید تصادفی کروموزوم‌ها). در گام دوم، کروموزوم‌ها به‌صورت بیان درختی ارائه می‌شوند (انتخاب معماری کروموزوم‌ها). در گام سوم، کارایی هر عضو جمعیت کروموزوم‌ها به کمک تابع برازش[4] ارزیابی می‌شود. علت به‌کارگیری تابع برازش، حذف جواب‌های ضعیف‌تر و حفظ جواب‌های برتر (نخبه‌گزینی) و درنتیجه نزدیک شدن به جواب مطلوب است. در این پژوهش، ریشه نسبی مربعات خطا[5] (RRSE) به‌عنوان تابع برازش انتخاب شد. در گام چهارم، پس از انتخاب بهترین افراد از جمعیت حاضر برای نسل بعد، اصلاحاتی (تکثیر و جهش) روی جمعیت انتخب شده صورت می‌گیرد. در گام پنجم، فرزندان جدید تحت فرآیندهای پیشین در یک چرخه قرار می‌گیرند و برای تعداد معینی از نسل‌ها تکرار می‌شوند تا راه حل مناسبی پیدا شود (۱۰). در پژوهش حاضر از نرم‌افزار GeneXpro Tools 4.0 برای به‌کارگیری مدل GEP استفاده شد. پارامترها و عملگرهای ژنتیکی مورد استفاده در محیط نرم‌افزار مذکور به همراه مقادیر آن‌ها در جدول ۴ ارائه شده است.

توسعه مدل‌های هوشمند

به‌منظور تعیین پارامترهای تأثیرگذار بر بار معلق[6] (SL) و تعریف الگوها، از آزمون همبستگی پیرسون در محیط SPSS استفاده شد. مقادیر ضرایب همبستگی متغیرها در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج حاکی از آن بود که کلیه متغیرها دارای تأثیر معنی‌دار در سطح یک درصد بر بار معلق می‌باشند. اما از سوی دیگر ملاحظه گردید که متغیرهای مساحت حوضه (A) و زمان تمرکز (T_c) و هم‌چنین متغیرهای شیب (S) و ارتفاع متوسط (E) دارای همبستگی بالا (بزرگ‌تر از ۰/۷) بودند. بنابراین در تعریف الگوها از متغیرهای زمان تمرکز و ارتفاع صرف‌نظر گردید. نتایج آزمون همبستگی نشان داد که دبی جریان (Q) بیشترین همبستگی را با بار معلق (SL) داشت، بنابراین به عنوان تنها متغیر ورودی در اولین الگو برای هر سه مدل هوشمند به‌کار گرفته شد. سایر متغیرها نیز بر اساس ضریب همبستگی اولویت‌بندی شده و در الگوهای بعدی به‌کار گرفته شدند. بنابراین، بر اساس نتایج آزمون همبستگی، پنج الگوی مختلف برای تخمین بار معلق در گروه‌های اول و دوم مطابق جدول ۵ تعریف شد.

شاخص‌های ارزیابی مدل

به‌منظور آزمون عملکرد مدل‌های مورد استفاده در این مطالعه از شاخص آماری شامل ضریب تعیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و شاخص کارایی نش–ساتکلیف (NS) مطابق با روابط زیر استفاده گردید (۴).

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^{N}(S_O-\bar{S}_O)(S_M-\bar{S}_M)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(S_O-\bar{S}_O)^2\sum_{i=1}^{N}(S_M-\bar{S}_M)^2}}\right)^2 \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(S_O-S_M)^2} \quad (13)$$

$$NS = 1-\left[\frac{\sum_{i=1}^{N}(S_O-S_M)^2}{\sum_{i=1}^{N}(S_O-\bar{S}_O)^2}\right], -\infty \le NS \le 1 \quad (14)$$

1- Grid partitioning
2- Subtractive clustering (Sub-Clustering)
3- Darwinian Evolution Theory
4- Fitness function
5- Root relative square error (RRSE)
6- Suspended load (SL)

جدول ۳- مقادیر پارامترهای مورد استفاده در روش برنامه‌ریزی بیان ژن
Table 3- The values of the parameters and operators used in the GEP model

تنظیمات کلی General setting		عملگرهای ژنتیکی Genetic operators	
تعداد کروموزوم‌ها Number of chromosomes	30	نرخ جهش Mutation rate	0.044
اندازه راس Head size	7	نرخ وارون‌سازی Inversion rate	0.1
تعداد ژن در هر کروموزوم Number of genes	3	نرخ ترانهش درج متوالی IS Transposition	0.1
تعداد جمعیت تولیدی Number of population production	1000	نرخ ترانهش ریشه درج متوالی RIS Transposition	0.1
تابع پیوند Linking function	مجموع (+) Addition (+)	نرخ ترکیب تک نقطه‌ای One-point recombination	0.3

جدول ٤- مقادیر ضرایب همبستگی متغیرهای مورد استفاده در تحقیق حاضر
Table 4- The values of correlation coefficients of the variables used in this study

	Q	**A**	**S_f**	**E**	**T_c**	**S**	**CN**	**SL**
Q	1							
A	0.504**	1						
S_f	0.283**	0.470**	1					
E	-0.214**	-0.499**	-.405**	1				
T_c	0.445**	0.891**	0.636**	-0.410**	1			
S	-0.341**	-0.644**	-0.556**	0.860**	-0.675**	1		
CN	0.109**	0.182**	-0.013**	0.307**	0.321**	0.193**	1	
SL	0.418**	0.140**	-0.068**	-0.063**	0.115**	-0.105**	0.065**	1

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

جدول ۵- الگوهای تعریف شده در تخمین بار معلق برای هر سه مدل هوشمند
Table 5- The defined scenarios in estimating suspended load for the three intelligent models

شماره الگو **Scenario No.**	متغیرهای ورودی **Input variables**	متغیر خروجی **Output variables**
1	Q	SL
2	Q , A	SL
3	Q , A , S	SL
4	Q , A , S , S_f	SL
5	Q , A , S , S_f , CN	SL

در روابط فوق، N تعداد داده‌ها، مقدار S_O مقدار رسوب معلق اندازه گیری شده و S_M مقدار شبیه‌سازی شده برای رسوب معلق توسط مدل در گام زمانی i ام می‌باشد. همچنین $\bar{S}_0$ متوسط مقدار رسوب معلق اندازه‌گیری شده می‌باشد.

نتایج و بحث

واسنجی مدل‌های هوشمند

در پژوهش حاضر به‌منظور دستیابی به بهترین ساختار مدل شبکه عصبی، توابع انتقال (شامل تانژانت سیگموئید[1]، لگاریتم سیگموئید[2] و خطی[3]) و تعداد نرون‌های لایه پنهان مورد ارزیابی قرار گرفت. طبق نتایج، برای هر دو گروه، تابع انتقال TANSIG از خطای کمتری در مدل‌سازی برخوردار بود. عملکرد مدل ANN به‌ازای الگوهای مختلف در گروه‌های اول و دوم و با استفاده از تابع انتقال مذکور در جداول ۶ و ۷ خلاصه شده است. مشاهده می‌شود که در هر دو گروه، به‌ازای اولین الگو عملکرد مدل بسیار ضعیف است و این موضوع حاکی از آن است که صرفاً با به‌کارگیری دبی جریان نمی‌توان برآورد صحیحی از بار معلق حوضه داشت.

1- TANSIG
2- LOGSIG
3- Pureline

جدول ٦- عملکرد مدل ANN به‌ازای الگوهای ورودی مختلف در گروه اول

Table 6- Performance of the ANN for the various input combinations in the first group

الگو Scenario	تعداد نرون Number of neurons	R^2	RMSE (ton/day)	NS
1	8	0.20	9.76	0.22
2	7	0.38	9.42	0.31
3	5	0.45	9.24	0.36
4	6	0.49	9.06	0.40
5	6	0.53	8.59	0.44

جدول ۷- عملکرد مدل ANN به‌ازای الگوهای ورودی مختلف در گروه دوم

Table 7- Performance of the ANN for the various input combinations in the second group

الگو Scenario	تعداد نرون Number of neurons	R^2	RMSE (ton/day)	NS
1	9	0.32	1090.54	0.18
2	6	0.46	1064.31	0.23
3	7	0.53	1049.61	0.30
4	5	0.58	1048.09	0.32
5	4	0.59	1046.20	0.34

طبق نتایج، با اضافه شدن مساحت حوضه به ترکیب ورودی، عملکرد مدل به‌طور قابل توجهی بهبود یافته است. به‌عنوان مثال در گروه اول، مقدار R^2 در الگوی ۲ نسبت به الگوی ۱، از ۰/۲۰ به ۰/۳۸ بهبود یافته است. به‌طور مشابه، در گروه دوم، مقدار R^2 در الگوی ۲ نسبت به الگوی ۱، از ۰/۳۲ به ۰/۴۶ افزایش یافته است. اضافه شدن سایر خصوصیات فیزیوگرافی حوضه به ترکیب ورودی‌ها نیز، به‌طور محسوسی نتایج مدل ANN را بهبود داده است و در هر دو گروه، بهترین نتیجهٔ مدل مربوط به حالتی است که در ورودی مدل از کلیه متغیرها استفاده شده است. بهترین عملکرد مدل ANN در گروه اول، مربوط الگوی ۵ با بیشترین ضریب تعیین (R^2=۰/۵۳)، کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE=۸/۵۹ton/day) و بیشترین ضریب نش-ساتکلیف (NS=۰/۴۴) می‌باشد. در گروه دوم نیز الگوی ۵ بهترین نتیجه را به همراه داشت و مقادیر R^2، RMSE و NS به‌ترتیب برابر با ۰/۵۹، ۱۰۴۶/۲۰ و ۰/۳۴ به‌دست آمد. ضمناً برای گروه‌های اول و دوم، تعداد نرون‌های مورد نیاز برای لایه پنهان به‌ازای الگوی بهینه، به‌ترتیب برابر با ۶ و ۴ نرون بود.

در ادامه به واسنجی مدل ANFIS جهت پیش‌بینی بار معلق پرداخته می‌شود. همان‌طور که اشاره شد در پژوهش حاضر برای تقسیم‌بندی داده‌ها در مدل ANFIS، از روش افراز شبکه استفاده شد. این روش مبتنی بر انتخاب نوع تابع عضویت (مثلثی، ذوزنقه‌ای، گوسی، زنگوله‌ای و...) و تعداد توابع عضویت برای هر متغیر ورودی می‌باشد. در این پژوهش، توابع عضویت مثلثی، ذوزنقه‌ای و گوسی به همراه تعداد مختلف آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت و طبق نتایج به دست آمده، در هر دو گروه بهترین تابع عضویت از نوع مثلثی بود. عملکرد مدل ANFIS به‌ازای الگوهای مختلف در گروه‌های اول و دوم و با استفاده از تابع عضویت مثلثی در جداول ۸ و ۹ آورده شده است. نتایج کلی به‌دست آمده توسط مدل ANFIS مشابه مدل ANN بوده و مشاهده می‌شود که اضافه شدن خصوصیات فیزیوگرافی زیرحوضه‌ها به ترکیب ورودی‌ها، آموزش مدل را بهتر کرده و بهبود نتایج را به دنبال داشته است. بهترین عملکرد مدل ANFIS در گروه اول، مربوط الگوی ۵ با بیشترین ضریب تعیین (R^2=۰/۵۷)، کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE=۸/۷۳ton/day) و بیشترین ضریب نش-ساتکلیف (NS=۰/۴۳) می‌باشد. در گروه دوم نیز الگوی ۵ بهترین نتیجه را به همراه داشت و مقادیر R^2، RMSE و NS به‌ترتیب برابر با ۰/۶۵، ۱۰۰۱/۰۷ و ۰/۴۰ به‌دست آمد. لازم به ذکر است که تعداد توابع عضویت برای متغیرهای Q، A، S، S_f و CN به‌ازای الگوی ۵ در گروه اول به‌ترتیب تعداد ۴، ۳، ۲، ۳ و ۲ و در الگوی ۵ گروه دوم برای متغیرهای مذکور به‌ترتیب تعداد ۴، ۲، ۲، ۴ و ۳ در نظر گرفته شده بود.

همان‌گونه که قبلاً ذکر شد، یکی از گام‌های اساسی برای به کارگیری مدل GEP انتخاب عملگرهای ریاضی برای تشکیل ساختار درختی است. بر اساس نتایج به‌دست آمده، در گروه اول به‌ازای الگوهای ۱ تا ۵ به‌کارگیری توابع مثلثاتی و جذر به همراه چهار عمل اصلی نتایج بهتری را به دنبال داشت.

جدول ۸- عملکرد مدل ANFIS به‌ازای الگوهای ورودی مختلف در گروه اول

Table 8- Performance of the ANFIS for the various input combinations in the first group

الگو Scenario	تعداد توابع عضویت Number of MFs	R^2	RMSE (ton/day)	NS
1	4	0.29	9.60	0.26
2	4, 3	0.39	9.41	0.31
3	4, 3, 2	0.48	9.13	0.38
4	4, 3, 2, 3	0.55	8.94	0.43
5	4, 3, 2, 3, 2	0.57	8.73	0.43

جدول ۹- عملکرد مدل ANFIS به‌ازای الگوهای ورودی مختلف در گروه دوم

Table 9- Performance of the ANFIS for the various input combinations in the second group

الگو Scenario	تعداد توابع عضویت Number of MFs	R^2	RMSE (ton/day)	NS
1	4	0.38	1081.70	0.20
2	4, 2	0.51	1050.49	0.31
3	4, 2, 2	0.60	1037.77	0.38
4	4, 2, 2, 4	0.62	1028.41	0.39
5	4, 2, 2, 4, 3	0.65	1001.07	0.40

جدول ۱۰- عملکرد مدل GEP به‌ازای الگوهای ورودی مختلف در گروه اول

Table 10- Performance of the GEP for the various input combinations in the first group

الگو Scenario	R^2	RMSE (ton/day)	NS
1	0.36	9.48	0.31
2	0.45	9.19	0.39
3	0.61	8.14	0.52
4	0.64	7.93	0.53
5	0.68	7.69	0.55

جدول ۱۱- عملکرد مدل GEP به‌ازای الگوهای ورودی مختلف در گروه دوم

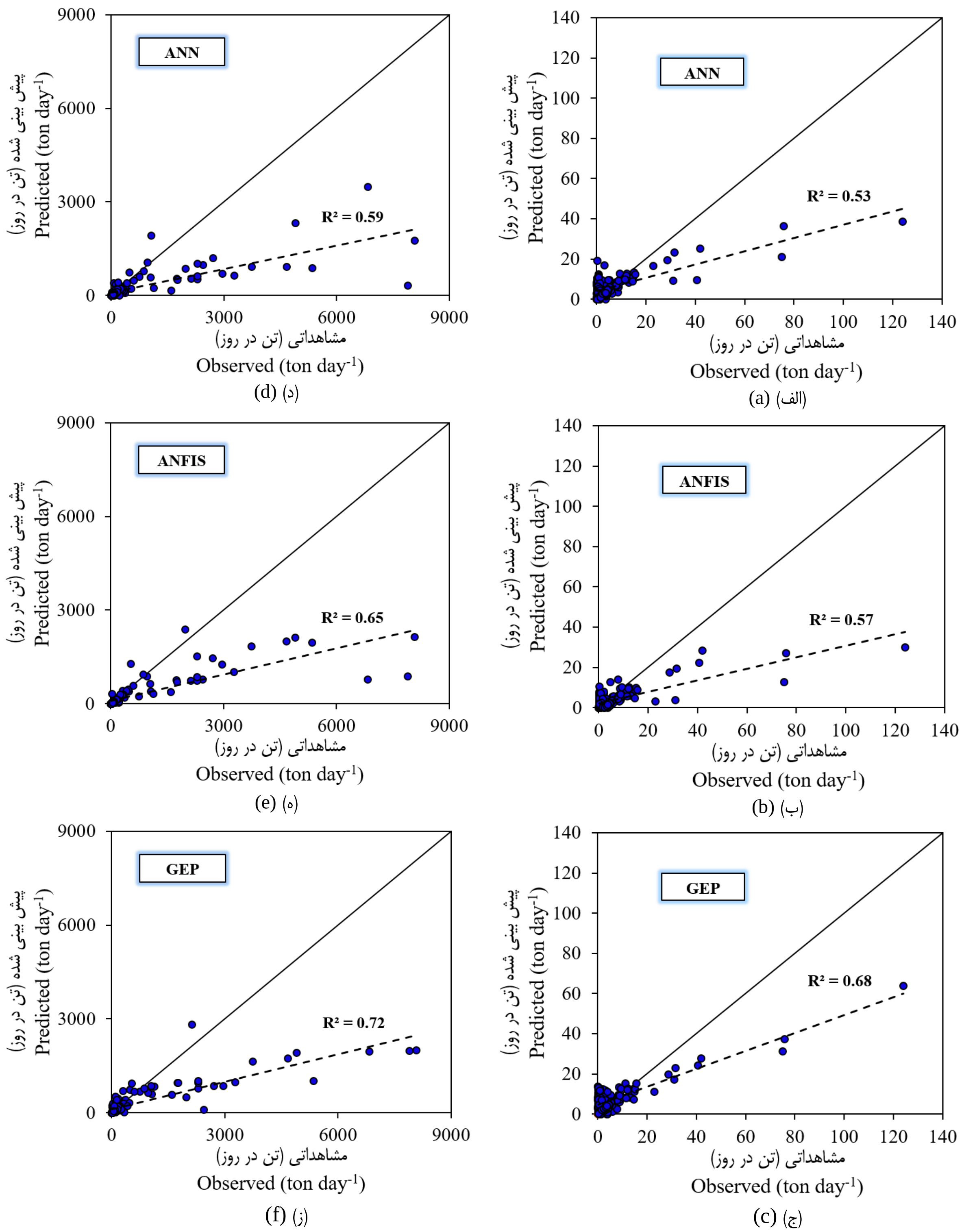
Table 11- Performance of the GEP for the various input combinations in the second group

الگو Scenario	R^2	RMSE (ton/day)	NS
1	0.44	1057.96	0.28
2	0.56	1047.39	0.38
3	0.65	1024.28	0.41
4	0.69	993.82	0.42
5	0.72	975.26	0.43

در گروه دوم نیز ترکیب توابع لگاریتمی، نمایی، جذر و توان به همراه عملگرهای اصلی با نتایج خوبی همراه بود. عملکرد مدل GEP به‌ازای الگوهای مختلف در گروه‌های اول و دوم در جداول ۱۰ و ۱۱ نمایش داده شده است. همانند مدل‌های ANN و ANFIS در مدل GEP نیز بهترین نتیجه مربوط به الگوی ۵ بود. به‌طوری‌که در گروه اول، الگوی ۵ با بیشترین ضریب تعیین (R^2=۰/۶۸)، کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE=۷/۶۹ ton/day) و بیشترین ضریب نش-ساتکلیف (NS=۰/۵۵) بهترین عملکرد را داشته است. در گروه دوم نیز به‌طور مشابه، الگوی ۵ به‌ازای مقادیر R^2، RMSE و NS به‌ترتیب برابر با ۰/۷۲، ۹۷۵/۲۶ و ۰/۴۳ بهترین نتیجه را نسبت به سایر الگوها به همراه داشت.

مقایسه نتایج مدل‌ها

با مقایسه شاخص‌های آماری عملکرد مدل‌ها به‌ازای بهترین سناریو (الگوی ۵) می‌توان دید که در گروه اول، عملکرد مدل GEP با دارا بودن بیشترین مقدار ضریب تعیین (R^2=۰/۶۸)، کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE=۷/۶۹ ton/day) و بیشترین ضریب نش-ساتکلیف (NS=۰/۵۵) در مقایسه با سایر مدل‌ها بهتر بوده است. در خصوص گروه دوم نیز برتری مدل GEP با دارا بودن مقادیر R^2، RMSE و NS به‌ترتیب برابر با ۰/۷۲، ۹۷۵/۲۶ و ۰/۴۳ مشهود است.



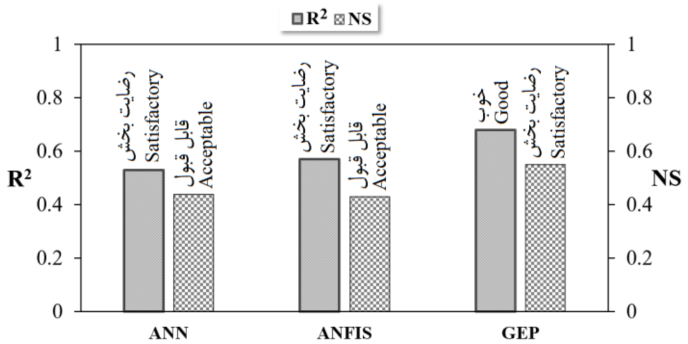
شکل ۵- نمودارهای پراکندگی مقادیر بار معلق مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط مدل‌های هوشمند به‌ازای بهترین الگو
(الف)، (ب) و (ج): گروه اول (د)، (ه) و (و): گروه دوم

Figure 5- Scatter plots of the observed and predicted values of suspended load using intelligent models for the best scenario (a), (b), (c): The first group; (d), (e), (f): The second group

در شکل ۵ نمودارهای پراکندگی مقادیر بار معلق مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط مدل‌های هوشمند به‌ازای بهترین الگو در گروه های اول و دوم نمایش داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در گروه اول، به‌ازای مقادیر کمتر از ۲۰ تن در روز، نقاط حول محور یک به یک متمرکز شده‌اند اما به‌ازای مقادیر بیشتر از ۲۰ تن در روز (تقریباً ۴ درصد داده‌های دوره تست)، نقاط از محور یک به یک فاصله گرفته و حالت کم‌برآورد مدل‌ها کاملاً مشهود است. در نمودار مربوط به مدل GEP می‌توان دید که نقاط به نیمساز ۴۵ نزدیک‌تر هستند که نشان از تطابق بهتر مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط مدل مذکور را دارد. در گروه دوم نیز به‌ازای مقادیر کمتر از ۱۰۰۰ تن در روز تمرکز نقاط حول محور یک به یک دیده می‌شود و به‌ازای مقادیر بیشتر از آن (تقریباً ۱۲ درصد داده‌های دوره تست)، پراکندگی ضعیفی مشاهده می‌شود و مدل‌ها حالت کم‌برآورد از خود نشان می‌دهند. با این وجود، پراکندگی و تمرکز نقاط حول محور یک به یک در مدل GEP نسبت به سایر مدل‌ها تا حدودی بهتر است. لازم به توضیح است که در هر دو گروه، پایین بودن شاخص کارایی نش- ساتکلیف به علت پراکندگی نامناسب نقاط حول محور یک به یک می‌باشد.

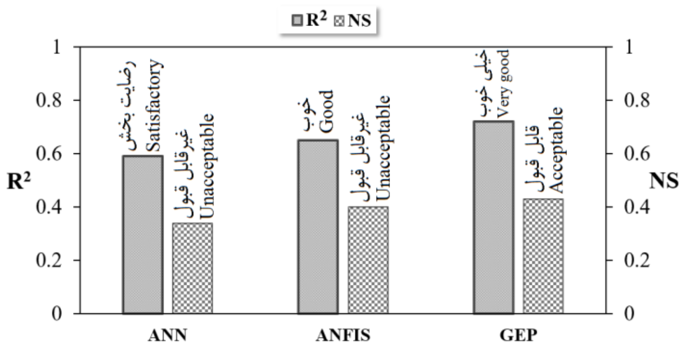
اعتبارسنجی مدل‌های هوشمند

در تحقیق انجام شده توسط آیله و همکاران (۴) میزان کارایی مدل‌های هوشمند در برآورد بار معلق بر اساس محدوده ضرایب تعیین (R^2) و نش- ساتکلیف (NS) ارائه شده است. شکل‌های ۶ و ۷ میزان کارایی مدل‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر را در تخمین بار معلق برای گروه‌های اول و دوم، با استناد به تحقیق آیله و همکاران (۴) نمایش می‌دهد. با توجه به شکل‌های مذکور، در گروه اول مدل‌های ANN و ANFIS با دارا بودن کارایی مشابه، از درجه دقت قابل قبول و رضایت‌بخش برخوردار هستند و به عبارت دیگر نتایج حاصل از آن ها معتبر می‌باشد. در این میان، مدل GEP از درجهٔ اعتبار و کارایی بیشتری در تخمین بار معلق برخوردار است. در گروه دوم عملکرد مدل‌های ANN و ANFIS غیرقابل قبول است. در واقع، با اینکه این دو مدل دارای ضرایب R^2 خوبی هستند اما به علت دارا بودن مقادیر بسیار پایین ضریب نش- ساتکلیف، نمی‌توان نتایج حاصل از آن‌ها را معتبر دانست. در مقابل، مدل GEP از درجه اعتبار کافی برای تخمین بار معلق گروه دوم برخوردار است.



شکل ٦- میزان کارایی مدل‌ها در تخمین بار معلق برای گروه اول بر اساس ضرایب تعیین (R^2) و نش-ساتکلیف (NS)

Figure 6- Performance of the models in estimating suspended load for the first group based on R^2 and NS coefficients



شکل ۷- میزان کارایی مدل‌ها در تخمین بار معلق برای گروه دوم بر اساس ضرایب تعیین (R^2) و نش-ساتکلیف (NS)

Figure 7- Performance of the models in estimating suspended load for the second group based on R^2 and NS coefficients

برآورد میانگین بار معلق سالانه حوضه دره‌رود

همان‌طور که قبلاً اشاره شد، یکی از مزایای مدل GEP ارائه معادله ریاضی بر اساس متغیرهای ورودی و خروجی می‌باشد. روابط ۱۵ و ۱۶ معادلات به‌دست آمده توسط مدل GEP برای تخمین بار معلق را برای گروه‌های اول و دوم نشان می‌دهد. در معادلات مذکور، واحد متغیرهای دبی جریان (Q)، مساحت (A)، شیب (S) و بار معلق (Q_s) به‌ترتیب متر مکعب در ثانیه، کیلومتر مربع، درصد و تن در روز و ضریب شکل (S_f) بدون بعد می‌باشد.

$$Q_s = Q + \frac{\frac{(S_f \times Q)}{(-3.337+S_f)} - 6.709 \times CN}{\sin(-3.337+S)} + \left(A - CN - \sqrt[3]{s} + 2 \times S_f\right) \quad (۱۵)$$

$$Q_s = \frac{A \times log[(Q+A) \times CN]}{S} + \frac{S_f}{S} + (A - 6.231) - ln(S_f) + \left[\sqrt{exp\left(\sqrt{S_f} - CN^2\right)}\right]^3 \quad (۱۶)$$

یکی از کاربردهای معادلات ۱۵ و ۱۶ که می‌توان آن‌ها را مدل های منطقه‌ای رسوب حوضه دره‌رود نامید، برآورد میانگین بار معلق سالانه حوضه می‌باشد. بدین منظور، ابتدا با در اختیار داشتن مقادیر روزانه دبی جریان طی دوره آماری مشترک ۱۵ ساله (۹۴-۱۳۸۰) و خصوصیات فیزیوگرافی زیرحوضه‌ها، مقادیر بار معلق به‌صورت روزانه برای تمامی زیرحوضه‌ها محاسبه شد. سپس با تجمیع مقادیر بار معلق روزانه در طی هر سال، بار معلق سالانه و نهایتاً با میانگین‌گیری از مقادیر سالانه، میانگین بار معلق سالانه زیرحوضه‌ها به‌دست آمد. علاوه بر آن، با تقسیم کردن میانگین بار معلق سالانه بر مساحت زیرحوضه، دبی ویژه رسوب که نشان‌دهنده میزان فرسایش‌پذیری حوضه است، محاسبه شد. نتایج محاسبات مذکور برای کل حوضه دره‌رود در جدول ۱۲ آورده شده است. با توجه به نتایج به‌دست آمده، سالانه حدود ۶/۳۳ میلیون تن رسوبات به‌صورت بار معلق در حوضه دره‌رود تولید و توسط رودخانه‌ها حمل می‌شوند. هم‌چنین میزان دبی ویژه رسوب در کل حوضه، ۱۰۴۷ تن در سال در کیلومتر مربع برآورد شده است. در تحقیق انجام گرفته توسط صمدزاده و همکاران (۲۱) مقدار رسوب برآورد شده برای حوضه دره‌رود، ۸/۷ میلیون تن در سال و میزان دبی ویژه رسوب ۶۲۴ تن در سال در کیلومتر مربع به‌دست آمد. تفاوت دوره‌های آماری مورد استفاده در تحقیق صمدزاده و همکاران (۲۱) (۸۶-۱۳۵۶) و پژوهش حاضر (۹۴-۱۳۸۰) می‌تواند یکی از دلایل اختلاف بین نتایج دو تحقیق مذکور باشد. علاوه بر آن، در تحقیق صمدزاده و همکاران (۲۱) از آمار بار معلق کلیه ایستگاه-های هیدرومتری حوضه دره‌رود استفاده شده است، در حالی‌که در پژوهش حاضر آمار تعدادی از ایستگاه‌ها (از جمله پل الماس و گیلانده) برای مدل‌سازی به‌کار گرفته نشد. در سال‌های اخیر، در فاصله‌ای نزدیک در بالادست ایستگاه‌های هیدرومتری مذکور بند انحرافی احداث شده است و این موضوع موجب عدم کاربرد داده‌های چنین ایستگاه‌هایی گردید. طبق نتایج جدول ۱۳، بیشترین حمل رسوب در سطح حوضه دره‌رود در ایستگاه بران واقع در رودخانه دره رود رخ می‌دهد و ایستگاه آتشگاه واقع در رودخانه نوران‌چای کمترین فرسایش ویژه را به خود اختصاص داده است. نکته قابل توجه این است که در سرشاخه‌های حوضه دره‌رود که شیب حوضه زیاد است، مقدار دبی ویژه رسوب کمتر بوده و هر چقدر به خروجی حوضه نزدیک می‌شویم و همزمان با تکامل رودخانه‌ها، شیب حوضه کاهش پیدا کرده و دبی ویژه رسوب بیشتر می‌شود. این موضوع قبلاً در آزمون همبستگی نیز دیده شده بود و ضریب همبستگی بار معلق با شیب حوضه، مقدار منفی به‌دست آمده بود.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه به بررسی عملکرد مدل‌های ANN، ANFIS و GEP در پیش‌بینی میزان رسوبات معلق حوضه آبخیز دره‌رود واقع در استان اردبیل پرداخته شد. طبق نتایج، ضعف مدل‌ها در تخمین بار معلق صرفاً با استفاده از مقادیر دبی جریان (الگوی ۱) نمایان بود و با اضافه شدن خصوصیات فیزیوگرافی به ترکیب ورودی‌ها نتایج مدل‌ها بهبود یافت. که از این لحاظ با نتایج به‌دست آمده توسط ابوالفتحی و همکاران (۱) مطابقت دارد. در مقابل، بهترین عملکرد مدل‌ها در تخمین بار معلق متعلق به الگوی ۵، شامل ترکیب ورودی Q، A، S، S_f و CN بود. در گروه اول مقادیر شاخص‌های R^2، NS و RMSE به‌ازای بهترین سناریو (الگوی ۵) برای مدل ANN به‌ترتیب برابر ۰/۵۳، ۰/۴۴ و ۸/۵۹ تن در روز، برای مدل ANFIS به‌ترتیب برابر ۰/۵۷، ۰/۴۳ و ۸/۷۳ تن در روز و برای مدل GEP به‌ترتیب برابر ۰/۶۸، ۰/۵۵ و ۷/۶۹ تن در روز به‌دست آمد. هم‌چنین در گروه دوم مقادیر شاخص‌های مذکور به‌ازای بهترین سناریو (الگوی ۵) برای مدل ANN به‌ترتیب برابر ۰/۵۹، ۰/۳۴ و ۱۰۴۶/۲۰ تن در روز، برای مدل ANFIS به‌ترتیب برابر ۰/۶۵، ۰/۴۰ و ۱۰۰۱/۰۷ تن در روز و برای مدل GEP به‌ترتیب برابر ۰/۷۲، ۰/۴۳ و ۹۷۵/۲۶ تن در روز به دست آمد. بر اساس نتایج اعتبارسنجی و با در نظر گرفتن شاخص های ضریب تعیین و نش- ساتکلیف، کارایی مدل‌های ANN، ANFIS و GEP در شبیه‌سازی بار معلق ایستگاه‌های گروه اول قابل قبول بود. اما در گروه دوم، فقط نتایج مدل GEP معتبر بود و عملکرد مدل‌های ANN و ANFIS غیر قابل قبول بود.

جدول ۱۲- مقادیر میانگین بار معلق سالانه و دبی ویژه برای کل حوضه دره‌رود

Table 12- Values of the annual suspended load and specific discharge for the Dareh-Roud watershed

نام رودخانه River name	نام ایستگاه Station name	مساحت Area (km^2)	شیب Slope (%)	میانگین بار معلق سالانه Average of annual suspended load (ton/year)	دبی ویژه رسوب Sediment specific discharge (ton/year/km^2)
نرگس‌چای Narges-Chay	ننه کران Naneh karan	7.373	1.717	413.77	56.12
نوران‌چای Nouran-Chay	آتشگاه Atashgah	24.975	7.212	200.80	8.04
قره‌سو Qarah-Su	آلادیزگه Aladizgeh	25.888	2.37	1312.00	5.68
عنبران Anbaran	عنبران Anbaran	38.112	5.314	409.32	10.74
سقزچی‌چای Saqqezchi-Chay	ایریل Iril	82.319	2.98	3277.12	39.81
هیرچای Hir-Chay	هیر Hir	131.262	2.641	2238.02	17.05
نوران‌چای Nuran-Chay	نوران Nouran	131.858	5.071	1694.37	12.85
خیاوچای Khiav-Chay	پل سلطانی Soltani bridge	140.029	6.542	1296.67	9.26
نیرچای Nir-Chay	نیر Nir	163.933	5.833	1593.43	9.72
بالخلی‌چای Baliqlu-Chay	یامچی Yamchi	563.876	5.113	7099.20	12.59
قوری‌چای Quri-Chay	کوزه تپراقی Kouzeh topragi	804.402	1.031	51546.08	64.08
قره‌سو Qarah-Su	سامیان Samian	4066.829	0.984	310380.39	76.32
قره‌سو Qarah-Su	ارباب‌کندی Arbab kandi	4742. 834	0.627	664139.05	140.03
قره‌سو Qarah-Su	دوست بیگلو Doust beiglou	7461.181	0.473	1319360.64	176.83
دره‌رود Dareh-Roud	مشیران Mashiran	9600.024	0.393	1719748.30	179.14
دره‌رود Dareh-Roud	بران Boran	12206.744	0.385	2242989.21	183.75
			مجموع Sum	6.33×10^6	1047.01

در تحقیق حاضر مدل GEP بهترین عملکرد را در تخمین بار معلق حوضه به همراه داشت که در تحقیقات مشابه انجام شده توسط کیسی و شیری (۱۶) و شیخعلی‌پور و همکاران (۲۴) نیز این مدل بهترین نتیجه را مقایسه با مدل‌های ANN و ANFIS نشان داد. ضعف عمده مدل‌های هوشمند در برآورد مقادیر پیک بود و حالت کم برآورد مدل‌ها در تخمین مقادیر بیشینه بار معلق نمایان بود. در تحقیق مشابه انجام گرفته توسط کیسی و شیری (۱۶) نیز ضعف مدل‌های ANN، ANFIS و GEP در پیش‌بینی مقادیر پیک بار معلق دیده شد. بر اساس الگوی بهینه، با استفاده از مدل GEP برای هریک از گروه‌های اول و دوم مدل‌های منطقه‌ای رسوب (معادلات ۱۵ و ۱۶) استخراج شد. طبق نتایج، بخش عمده بار معلق حوضه دره رود در رودخانه‌های تکامل یافتهٔ آن یعنی دره‌رود و قره‌سو تولید و منتقل می‌شود. نظر به اینکه اندازه‌گیری بار معلق در ایستگاه‌های هیدرومتری، به‌ویژه در مواقع سیلابی با مسائل و مخاطراتی همراه بوده و به‌صورت منظم انجام نمی‌گیرد، لذا از معادلات منطقه‌ای رسوب می‌توان برای تخمین رسوب معلق حوضه دره‌رود در روزهای فاقد آمار بهره برد. جهت تعمیم نتایج به‌دست آمده در این مطالعه، باید حالت کم‌برآورد مدل‌ها مورد توجه قرار گیرد و به‌منظور بهبود

نتایج حاصل از تحقیق حاضر پیشنهاد می‌شود کارایی مدل‌های ترکیبی مثل موجک- عصبی (WANN) را مورد آزمون قرار داد و این موضوع بررسی شود که پیش‌پردازش (تجزیه) داده‌ها توسط تبدیل موجک[1] تا چه حد می‌تواند به بهتر شدن نتایج مدل‌ها کمک کند. از سوی دیگر با توجه به تأثیر تغییر اقلیم در کشور که با کاهش بارش و افزایش دما همراه بوده و در حوضه آبخیز مورد مطالعه، دبی جریان رودخانه‌ها تا حد زیادی متأثر از ذوب برف می‌باشد، انتظار می‌رود در سال‌های آتی مقدار انباشت برف در منطقه مورد مطالعه کاهش یابد. این مسأله بر روی سری زمانی داده‌ها تأثیرگذار بوده و ممکن است بر عملکرد مدل‌های ارائه شده نقش داشته باشد، لذا می‌توان چنین مطالعاتی را در دوره‌های معین چندین ساله، جهت به‌روز رسانی مدل با شرایط منطقه تکرار نمود.

منابع

1- Abolfathi D., Madadi A., and Asghari S. 2018. Modelling of river sediment estimation by artificial neural network method (Case study: Golroud river). Qualitative Geomorphological Research 7(2): 196-208. (In Persian with English abstract)

2- Adnan R.M., Liang Z., El-Shafie A., Zounemat-Kermani M., and Kisi O. 2019. Prediction of suspended sediment load using data-driven models. Water 11(10): 1-19.

3- Asadi M., and Fathzadeh A. 2018. The use of computational intelligence base models in suspended sediment load estimation (Case study: Gillan province). Journal of Range and Watershed Management 71(1): 45-60. (In Persian with English abstract)

4- Ayele G.T., Teshale E.Z., Yu B., Rutherfurd I.D., and Jeong J. 2017. Streamflow and sediment yield prediction for watershed prioritization in the upper Blue Nile river watershed, Ethiopia. Water 9(782): 1-29.

5- Azamathulla H.M., Caun Y.C., Aminudin A., and Chang C.K. 2013. Suspended sediment load prediction of river systems: GEP approach. Arabian Journal of Geoscience 6: 3469-3480.

6- Dehghani A.A., Zanganeh M.E., Mosaedi A., and Kouhestani N. 2015. Comparison of estimating the suspended load using rating curve and ANN (Case study: Dough river, Golestan province). Journal of Agriculture and Natural Resources Sciences 16: 1-16. (In Persian with English abstract)

7- Dolat Kordestani M., Nohegar A., and Janizadeh S. 2018. Evaluating performance of adaptive neural-fuzzy and artificial neural networks in estimating daily suspended sediment (Case study: Gero watershed). Qualitative Geomorphological Research 6(4): 120-130. (In Persian with English abstract)

8- Ferreira C. 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. Complex Systems 13(2): 87–129.

9- Ferreira C. 2004. Genetic representation and genetic neutrality in gene expression programming. Advances in Complex Systems 5(4): 389-408.

10- Ferreira C. 2006. Gene expression programming: mathematical modeling by an artificial intelligence. 2nd edn, Springer-Verlag, Germany.

11- Ghorbani M.A., and Dehghani R. 2014. Comparison of Bayesian neural networks and artificial neural networks to estimate suspended sediments in rivers (Case study: Simineh Rood). Environment Sciences and Technology 19(2): 1-13. (In Persian with English abstract)

12- Hassanpour F., Sharifazari S., Ahmadaali K., Mohammadi S., and Sheikhalipour Z. 2019. Development of the FCM-SVR hybrid model for estimating the suspended sediment load. KSCE Journal of Civil Engineering 23: 2514-2523

13- Jang J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive network-based fuzzy inference system. IEEE Transaction System Management and Cybernetics 23(3): 665-686.

14- Kennedy P., Condon M., and Dowling J. 2003. Torque-ripple minimization in switched reluctant motors using a neuro-fuzzy control strategy. In: Proceedings of the IASTED International Conference on Modeling and Simulation.

15- Kheirfam H., Kheirfam B., Azhdan Y., and Hosseini S. 2018. Variability of bed and suspended load and bed to suspended load ratio in QotourChay River. Watershed Engineering and Management 10(3): 410-420. (In Persian with English abstract)

16- Kisi O., and Shiri J. 2012. River suspended sediment estimation by climatic variables implication: Comparative study among soft computing techniques. Computers and Geosciences 43: 73-82.

17- Mohammadi S. 2019. The suspended sediment load modeling by artificial neural networks, neural-fuzzy and rating curve in Halilrood watershed. Watershed Engineering and Management 11(2): 452-466. (In Persian with English

1- Wavelet Transform

abstract)
18- Montaseri M., and Ghavidel S. 2014. River flow forecasting by soft computing. Journal of Water and Soil 28(2): 394-405. (In Persian with English abstract)
19- Nikpour M.R., and Sanikhani H. 2017. Suspended load modeling of river using soft computing techniques (Case study: Dareh-rood river). Journal of Irrigation and Water Engineering 8(2): 29-44.
20- Salih S.Q., sharafati A., Khosravi K., Faris H., Kisi O., Tao H., Ali M., and Yaseen Z.M. 2019. River suspended sediment load prediction based on river discharge information: application of newly developed data mining models. Hydrological Sciences Journal 65(4): 624-637.
21- Samadzadeh R., Khayyam M., and Fazeli R.S. 2013. Modelling of estimation of the suspended Load in Ardabil Darehrud basin. Geography and Environmental Planning Journal 51(3): 153-178. (In Persian with English abstract)
22-Sanikhani H., Kissi O., Nikpour M.R., and Dinpashoh Y. 2012. Estimation of Daily Pan Evaporation using two different Adaptive Neuro-Fuzzy Computing Techniques. Water Resource Management 26(15): 4347-4365.
23- Samantaray S., and Ghose D.K. 2018. Evaluation of suspended sediment concentration using descent neural networks. Procedia Computer Science 132: 1824–1831.
24- Sheikhalipour Z., Hassanpour F., and Azimi V. 2015. Comparison of artificial intelligence methods in estimation of suspended sediment load (Case Study: Sistan River). Journal of Water and Soil Conservation 22(2): 41-60. (In Persian with English abstract)
25- Tofani P., Fakherifard A., Mosaedi A., and Dehghani A.A. 2015. Prediction of precipitation applying wavelet and ANN-wavelet. Journal of Range and Watershed Management 68(3): 553-571. (In Persian with English abstract)
26- Yilmaz B., Aras E., Nacar S., and Kankal M. 2018. Estimating suspended sediment load with multivariate adaptive regression spline, teaching-learning based optimization, and artificial bee colony models. Science of the Total Environment 639: 826-840.
27- Zhu Y.M., Lu X.X., and Zhou Y. 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: an example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. Geomorphology 84: 111-125.

Journal of Water and Soil
Vol. 34, No. 4, Sept-Oct 2020, p. 827-845

نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)
جلد ۳۴، شماره ۴، مهر – آبان ۱۳۹۹، ص. ۸۴۵-۸۲۷

Application of Three Intelligent Models in Estimation of Watersheds Suspended Load (Case Study: Dareh-Roud Watershed, Ardabil Province)

Y. Ataie[1]- M.R. Nikpour[2]*- A. Kanooni[3]- Y. Hoseini[4]
Received: 27-04-2020
Accepted: 11-08-2020

Introduction: Suspended load estimation is utilized to study and investigate many problems of water engineering sciences such as dam reservoir design, transportation of sediments and pollution in the rivers, creation of stable channels, estimation of erosion and sedimentation around bridge piers, and watershed management. The purpose of this study was to estimate the suspended load in the Dareh-Roud watershed in Ardabil province using the rivers discharge values and the physiographic characteristics of the sub-basins. Moreover, annual suspended load and sediment specific discharge were calculated for the whole of the watershed.

Materials and Methods: In this study, the Dareh-Roud watershed in Ardebil province was considered as the study area. The flow discharge and suspended load data were collected from 16 hydrometric stations with a statistical period of 15 years from 2001-2015. The physiographic characteristics of sub-basins, including area (A), slope (S), shape factor (S_f), and curve number (CN), were achieved using ArcGIS and WMS. Five different input combinations were defined based on the effect of flow discharge variables and physiographic properties on the suspended load. Also, considering the area and slope parameters, the sub-basins were divided into two groups (i.e., the first and second groups). The performance of data-intelligent models, including Artificial Neural Networks (ANN), Adaptive Neural-Fuzzy Interference System (ANFIS), and Gene Expression Programming (GEP) models were investigated in the predict of the suspended load in the study area. Several statistical indicators, including determination coefficient (R^2), root mean square error (RMSE), and Nash- Sutcliffe efficiency (NS), were utilized to evaluate the model's efficiency.

Results and Discussion: According to the results, estimation of suspended load without using the physiographic characteristics resulted in a high error, and in contrast, the suspended load estimation was most accurate by using a combined scenario involving all physiographic aspects and flow discharge. The scatterplots indicated that in the first group, the points were concentrated around the 1:1 axis for the values of less than 20 (ton/day). However, for the greater amounts, the scattering of issues around the one-to-one line was not appropriate, which means that the models were in the condition of underestimation. Similar conditions were observed for the second group, the excellent dispersion was seen for the values of less than 1000 (ton/day), and in general, the models had underestimation conditions. However, in both groups, the dispersion of the GEP model was somewhat better than the other models. Based on the values of R^2 and NS, ANN and ANFIS models had the acceptable and satisfactory accuracy for the first group. The GEP model was more reliable and efficient in estimating the suspended load of the first group. On the other hand, the efficiency of ANN and ANFIS was not acceptable for the second group. Comparison of the results of different models using the best input combination indicated that the GEP model with the highest determination coefficient ($R^2 = 0.68$), the lowest root mean square error (RMSE = 7.69 ton/day). The NS equal to 0.55 in the validation step has shown better performance than the other models in estimating the suspended load for the first group. Similarly, for the second group, the GEP model with the highest determination coefficient ($R^2 = 0.72$), the lowest root means square error (RMSE = 975.26 ton/day). The NS equal to 0.43 in the validation step has shown better performance than other models in estimating the suspended load.

Conclusion: In the present study, the efficiency of different intelligent models was investigated in the suspended load estimation of Dareh-roud watershed. In this regard, an extended period (i.e., during 15 years) of

1, 2 and 3- Graduated M.Sc. and Asisstant Professors, Department of Water Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran, respectively.
(*- Corresponding Author Email: m_nikpour@uma.ac.ir)
4- Associate Professor, Moghan Collage of Agriculture & Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili
DOI: 10.22067/jsw.v34i4.86251

measured data, including flow discharge and sediment at the hydrometric stations located on the mentioned watershed, were used. In order to simulate the suspended load, five different input combinations were considered. For all models, the accuracy of suspended load estimation was improved by combining the physiographic characteristics and discharge values. Due to the higher accuracy of the GEP model, regional sediment models were achieved for the first and second groups, separately. Also, annual suspended load and sediment specific discharge were calculated for all sub-basins. According to the results, most of the suspended load of the Dareh-Roud watershed is produced and transported in its old rivers (i.e., Dareh-Roud and Qarah-Su). Based on the results of this research, in the Dareh-Roud watershed, 6.33 million tons of suspended sediments were transported during 2001-2015.

Keywords: Suspended load, Dareh-Roud, Intelligent models, Specific sediment discharge